



Research Paper

Online ISSN: 2717-2325

## Journal of Geographical Studies of Mountainous Areas

journal homepage: <http://www.gsma.lu.ac.ir>



Evaluation and prediction of droughts in the west and northwest of Iran using artificial neural network

Jafar Masoompoor Samakoosh<sup>a,\*</sup>, Vahid Sohrabi<sup>b</sup> and Morteza Miri<sup>c</sup>

<sup>a</sup> Associate Professor, Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Razi University, Kermanshah, Iran

<sup>b</sup> M. Sc. in Climatology, Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Razi University, Kermanshah, Iran

<sup>c</sup> Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI), Agricultural Research Education And Extention Organization (AREEO), Tehran, Iran.

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received: 23 February 2022;

Accepted: 23 April 2022

Available online 30 April 2022

#### Keywords:

Precipitation, Soil Moisture, Multivariate drought Index, Drought Severity, Genetic Algorithm

### ABSTRACT

Drought, as a climate threat, has a significant impact on the environment and, consequently, on humans and other living organisms. Therefore, monitoring and predicting this phenomenon is necessary. This study, to examine and evaluate the drought forecast in the west and north-west of Iran, including Hamedan, Kermanshah, Kurdistan, West Azerbaijan, East Azerbaijan, Ardabil, Zanjan, Qazvin, Ilam, Markazi, Gilan, and Lorestan, have been used multivariate standardized drought index (MSDI) and methods based on artificial intelligence. To predict the values of this index in the study area, monthly rainfall, and soil moisture, as the input, and the calculated amount of MSDI, as output, was applied. The grid data on precipitation and soil moisture for a period of 36 years (1980-2016) were obtained from the MERRA database. The results of monthly drought analysis based on these data showed that the most severe drought in the study area occurred from March to October and the main focus of this phenomenon are Lorestan provinces, especially Ilam and Kermanshah. The findings were following seasonal and annual maps. According to the MSDI index classification, no severe drought was observed in the study area and the droughts were in the middle class. The results of artificial neural network modeling also showed that the use of artificial neural networks, in general, has an appropriate ability to simulate properly. Among the algorithms used to optimize the artificial neural network, the genetic algorithm has the best performance compared to other methods in predicting drought.

## 1. Introduction

Drought is one of the climate hazards that always affects human activities and the natural environment and can cause a lot of damage to the economy, agriculture, environment, etc (Kogan, 1997; Loukastal, 2007). Therefore, its recognition, monitoring and prediction is very necessary in order to optimally manage water consumption in different sectors. Since it is almost impossible to prevent this phenomenon in any region and

situation, it is possible to predict the return period of drought in different regions by relying on statistics, and using this knowledge, the problems caused by them can be minimized. It is possible to reduce (Wilhite, 1995). Drought indicators, as one of the most important parts of the drought monitoring system, are the determining factor in monitoring the drought situation (Qabaisouq et al., 2015). Since the use of one-dimensional indicators cannot show all aspects of meteorological, agricultural, and hydrological

\*Corresponding Author.

Email Adresses: [s.mohammadmehr@modares.ac.ir](mailto:s.mohammadmehr@modares.ac.ir) (J. Masoompoor SamaKoosh), [vahid.sohrabi1008@gmail.com](mailto:vahid.sohrabi1008@gmail.com) (V. Sohrabi), [mmiri@ut.ac.ir](mailto:mmiri@ut.ac.ir) (H. Miri)

#### To cite this article:

Masoompoor Samakoosh, J; Sohrabi, V; Miri, M (2022), Evaluation and prediction of droughts in the west and northwest of Iran using artificial neural network. Journal of Geographical Studies of Mountainous Areas, 3(10), 19-37

DOI: [10.52547/gsma.3.2.19](https://doi.org/10.52547/gsma.3.2.19)

droughts, a multivariate approach should be used to achieve these goals. In fact, the lack of a system or model for integrating information related to drought includes; Different climatic variables, drought indicators and their interrelationships prevent the reliable and timely diagnosis of drought and its sustainability (Hao and Agha Kochuk, 2015). Hence, the importance and necessity of carrying out the present research based on examining and recognizing drought using multivariate indicators and also predicting drought using non-linear methods based on artificial neural network and optimizing its structure using algorithms Various things become important.

## 2. Methodology

With the aim of evaluating the droughts of the western and northwestern provinces of Iran, the monthly rainfall and soil moisture data for the provinces of Hamedan, Kermanshah, Kurdistan, West Azerbaijan, East Azerbaijan, Ardabil, Zanjan, Qazvin, Ilam, Markazi, Gilan and Lorestan for a 36-year period (1980-2016) with a suitable spatial resolution was obtained from the MERRA database as a grid of 0.66 at 0.5 degrees. To investigate and evaluate the drought, the multivariate standardized drought index (MSDI) was used, and it was calculated in the R software environment. Finally, drawing maps for drought analysis and interpretation was done with ArcGIS software. In order to predict drought in the studied area, artificial neural network was used, and also to optimize artificial neural network in drought prediction, genetic algorithm and particle swarm algorithm were used in Matlab software environment. Finally, BIAS MAE, RMSE statistics have been used to check the network data performance.

## 3. Results

The value of MSDI drought index was calculated in terms of monthly, seasonal and annual time periods for the study area and it was found that severe droughts occurred in the southern parts of the study area i.e., Ilam and Kermanshah provinces. Monthly surveys show that from

March to October, the western provinces (Kermanshah, Lorestan and especially Ilam) experience the maximum amount of drought, as well as the most severe drought, between the months of April and July. and the lowest occurred in January and next in November and December. Seasonal analysis shows that the most severe drought is in spring, and summer is the next in the region, which includes the southern half of the study area (Kermanshah, Lorestan and Ilam). The annual overview of drought based on the MSDI index shows that, except for Ilam province, which is in the middle category, other studied regions are in the category of weak and very weak drought. The minimum intensity of drought in the region is also observed in the northern regions of West Azarbaijan and Ardabil provinces, the center of East Azarbaijan, which corresponds to seasonal distributions.

The error rate of the artificial neural network has a relatively large distance from the optimal limit, so the optimizer functions were used to increase the efficiency of the network. Therefore, two algorithms of particle swarm and genetics were used. The results of the particle swarm algorithm provided better answers than the artificial neural network, which is due to the use of the structure of the particle swarm algorithm in network training. The evaluation of the modeling error using the genetic algorithm showed that this algorithm provides many times better results than the previous two modeling. The reason for this is certainly the appropriate matching of the data structure with the genetic algorithm theory, as well as their optimal training due to the optimized structure used.

## 4. Discussion

An interesting point that is evident in the monthly, seasonal and annual maps is that according to the classification of the MSDI index, severe drought was not observed in the study area and the most severe droughts are in the middle class.

The results of using artificial neural network showed that the performance of optimized neural network using genetic algorithm is better than other models. The results show the superiority of the genetic algorithm over ANN and PSO in predicting climate parameters, It is consistent with

the research of Moeini et al. (2017) in predicting base flow, Abdullah et al. (2014) in predicting evaporation, and Arshad et al (2013 in predicting the impact of drought on agriculture.

## 5. Conclusion

Monthly surveys showed that the most severe drought in the study area occurs between the months of April and October, and the main focus of this phenomenon is the provinces of Lorestan, especially Kermanshah and Ilam. The greatest extent of drought is related to the months of April and May. The seasonal and annual spatial pattern

is also similar to the monthly one, so that, except for the spring season, when drought surrounds more than 70% of the region, the southern regions of the study area, namely Kermanshah, Lorestan and Ilam provinces, have the highest amount of drought.

The results of the modeling of artificial neural networks also showed that the use of artificial neural networks generally has a good simulation ability. Among the algorithms used to optimize the artificial neural network, the genetic algorithm has the best performance compared to other methods in predicting droughts.



## ارزیابی و پیش‌بینی خشکسالی‌های غرب و شمال غرب ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

جعفر معصوم‌پور سماکوش<sup>\*</sup>، وحید سهرابی<sup>۱</sup>، مرتضی میری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشیار گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

<sup>۲</sup> کارشناس ارشد گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

<sup>۳</sup> استادیار گروه خشکسالی و تغییر اقلیم، پژوهشکده حفاظت حاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

### اطلاعات مقاله

### چکیده

دریافت مقاله:

۱۴۰۰/۱۲/۴

پذیرش نهایی:

۱۴۰۱/۲/۳

تاریخ انتشار:

۱۴۰۱/۲/۱۰

خشکسالی به عنوان مخاطره‌ای اقلیمی، تأثیر بسزایی بر محیط‌بست و به تبع آن انسان و سایر موجودات زنده دارد. از این‌رو پایش و پیش‌بینی این پدیده امری لازم و ضروری می‌باشد. در این پژوهش با هدف بررسی و ارزیابی پیش‌بینی خشکسالی در نیمه غربی کشور از شاخص خشکسالی استاندارد شده چند متغیره (MSDI) و روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده شده است. جهت پیش‌بینی مقادیر این شاخص در محدوده مطالعه‌ی از داده‌های ماهانه بارش و رطوبت خاک پایگاه داده MERRA طی دوره ۳۶ ساله (۱۹۸۰-۲۰۱۶) به عنوان ورودی و مقادیر محاسبه شده MSDI بعنوان خروجی بهره برده شد. نتایج تحلیل خشکسالی ماهانه براساس این داده‌ها نشان داد که شدیدترین خشکسالی در منطقه موردنظر حد فاصل ماه‌های مارس تا اکتبر به وقوع پیوسته و کانون اصلی وقوع این پدیده، استان‌های لرستان و خصوصاً ایلام و کرمانشاه می‌باشند. این نتایج با بررسی نقشه‌های فصلی و سالانه نیز مطابقت دارد. طبق طبقه‌بندی شاخص MSDI، خشکسالی شدید در منطقه موردنظر ثبت نشده است و خشکسالی‌ها در طبقه متوسط قرار داشتند. نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور کلی از توانایی شبیه‌سازی مناسبی برخوردار می‌باشند. از بین الگوریتم‌های استفاده شده جهت بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، بهترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌ها در پیش‌بینی خشکسالی‌ها دارا می‌باشد.

واژگان کلیدی:  
بارش، رطوبت خاک،  
شاخص خشکسالی چند  
متغیره، شدت خشکسالی،  
الگوریتم ژنتیک.

غیره وارد سازد (Kogan, 1997; Loukastal, 2007)

### ۱. مقدمه

بنابراین شناخت، پایش و پیش‌بینی آن به منظور مدیریت بهینه مصرف آب در بخش‌های مختلف بسیار ضروری است. از مهم‌ترین راهکارها برای مقابله با این پدیده، پیش‌بینی خسارت‌های فراوانی بر اقتصاد، کشاورزی، محیط‌بست و

خشکسالی یکی از مخاطرات اقلیمی است که همواره بر فعالیت‌های انسانی و محیط طبیعی تأثیر می‌گذارد و می‌تواند خسارت‌های فراوانی بر اقتصاد، کشاورزی، محیط‌بست و

### \*نویسنده مسئول

ایمیل نویسنده‌گان: s.mohammadimehr@modares.ac.ir (ج، معصوم‌پور سماکوش)، vahid.sohrabi1008@gmail.com (و، سهرابی)، mmiri@ut.ac.ir (م، میری).

نحوه استناد‌هی به مقاله:

معصوم‌پور سماکوش، جعفر؛ سهرابی، وحید؛ میری، مرتضی (۱۴۰۱). ارزیابی و پیش‌بینی خشکسالی‌های غرب و شمال غرب ایران با استفاده از شبکه هوش مصنوعی. فصلنامه مطالعات جغرافیایی مناطق کوهستانی، سال سوم، شماره ۲ (۱۰)، صص ۱۹-۳۷.



Doi:10.52547/gsma.3.2.19

Govindaraju and Kao (2010)، در مطالعه‌ای

شاخص کمبود مشترک خشکسالی بر مبنای کوپلا را بررسی کردند. آن‌ها با استفاده از الگوریتم شاخص استاندارد نشده<sup>۱</sup> (SI)، یک شاخص اصلاح شده را که از محاسبات فصلی به دست آمده، برای بارش و رواناب ارائه دادند. همچنین با استفاده از داده‌های طولانی مدت ایستگاه‌های ایندیانا، ساختارهای وابستگی بارش و رواناب را بازه زمانی مختلف از کوپلاهای تجربی به دست آورده و شاخص کمبود مشترک<sup>۲</sup> (JDI) را ارائه دادند که این شاخص توصیفی بر پایه احتمال، حالات خشکسالی را ارائه می‌دهد. JDI ارائه شده نه تنها شروع و مدت خشکسالی را در یک بازه زمانی منعکس می‌کند، همچنین می‌تواند یک شاخص چند متغیره را تشکیل دهد.

Aghakouchak and Ho (2013)، شاخص خشکسالی

استاندارد شده چند متغیره<sup>۳</sup> (MSDI) را برای بررسی خشکسالی‌های کالیفرنیا و کارولینای شمالی مورد استفاده قراردادند و نتایج حاصل از این شاخص ترکیبی را با شاخص‌های خشکسالی حساسیت به تنش (SSI<sup>۴</sup>) و بارش استاندارد شده (SPI<sup>۵</sup>) مقایسه کردند. نتایج نشان داد که SPI نشان‌دهنده شروع و پایان خشکسالی بر اساس MSDI و SSI است، بدین ترتیب که شروع خشکسالی با SPI و دوام و پایداری آن با رفتار SSI هماهنگی دارد. Singh and JangaReddy (2013)، به مدل‌سازی چند متغیره‌ی خشکسالی با استفاده از تابع کوپلا و روش‌های فرا ابتکاری (متاheبوریستیک) پرداختند، و برای تخمین دقیق پارامترهای مدل کوپلا، روش‌های فرا ابتکاری به نام الگوریتم ژنتیکی و بهینه‌سازی ذرات استفاده کردند.

Aghakouchak and Farahmand (2014)، چارچوب کلی

خشکسالی است که بتوان اثرات مخرب ناشی از آن را به حداقل رساند (Hassanzadeh et al., 2012). از آنجا که جلوگیری از این پدیده در هیچ منطقه و شرایطی، تقریباً امکان‌پذیر نیست، می‌توان با تکیه بر آمار، دوره بازگشت خشکسالی را در مناطق مختلف پیش‌بینی کرد و با استفاده از این دانش، مشکلات ناشی از آن‌ها را تا حد امکان کاهش داد (Wilhite, 1995). هرچند به دلیل پیچیدگی علت وقوع و تأثیر این پدیده، تشخیص و بررسی آن بر اساس یک متغیر ممکن است کافی و قابل اتکا نباشد (Hao and Aghakouchak, 2014: 89) توسعه یک سیستم بررسی خشکسالی جامع، شروع، شدت، Mishra and Mishra (2014) تداوم و گستره خشکسالی را هشدار داد (Singh, 2010).

در دهه‌های گذشته معمولاً تحلیل خشکسالی به صورت توصیفی انجام می‌گرفت و کمتر به تحلیل کمی پرداخته می‌شد. اصولاً برای تحلیل کمی خشکسالی، وجود یک شاخص مشخص جهت تعیین دقیق دوره‌های مرطوب و خشک بسیار ضروری است. بر این اساس محققان زیادی سعی در حل این مشکل نموده‌اند.

Singh and Mishra (2010)، در مروری بر مفاهیم خشکسالی، تلاش کردند تا مروری بر مفاهیم بنیادی خشکسالی، طبقه‌بندی انواع خشکسالی‌ها، شاخص‌های خشکسالی، خشکسالی‌های گذشته و ارتباط بین آن‌ها و شاخص‌های مقیاس بزرگ خشکسالی داشته باشند. آن‌ها همچنین در سال ۲۰۱۱، روش‌های مختلف مورد استفاده برای مدل‌سازی خشکسالی را مرور کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل‌های هیبریدی، برای پیش‌بینی درازمدت خشکسالی در مقیاس‌های بزرگ مناسب به نظر می‌رسد و به علاوه اینکه مدل‌های کاپلا محور، برای توصیف خشکسالی مناسب‌تر می‌باشند.

<sup>1</sup> Standard Index

<sup>2</sup> Joint Deficit Index

<sup>3</sup> Multivariate Standardized Drought Index

<sup>4</sup> Stress Susceptibility Index

<sup>5</sup> Standard Precipitation Index

ویرجینیا مطالعه کردند. در این تحقیق، برای محاسبه خشکسالی از شاخص استاندارد شده رطوبت خاک (SSI) و شاخص استاندارد شده چند متغیره (MSDI) و شاخص شدت خشکسالی اصلاح شده  $\text{Palmer}^4$  و از مدل اقلیمی<sup>۵</sup> و مدل CMIP5، برای هر دو دوره گذشته و آینده استفاده شد. نتایج نشان دادند که استفاده از مدل‌سازی هیبریدی و شاخص‌های خشکسالی که هردو تغییرات بارش و دما را لحاظ می‌کنند از دقت بالاتری برخوردار هستند.

[Abbassian and Abrishamchi \(2013\)](#)، به مقایسه

تحلیل چند متغیره با تک متغیره برای وقایع خشکسالی، با استفاده از توابع مفصل پرداختند. نتایج به دست آمده نشان داد که فقط با انجام تحلیل‌های چند متغیره امکان در نظر گرفتن همبستگی بین متغیرها وجود دارد، و همچنین نتایج تحلیل‌های تک متغیره ممکن است به طور قابل توجهی بیش برآورده یا کم برآورده داشته باشد. [Bazrafshan and et al \(2015\)](#)

کارایی مدل ARIMA، شبکه عصبی و مدل هیبرید آریما-شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژی در دو مقیاس زمانی ماهانه و فصلی در دو ایستگاه هیدرومتری واقع در بخش میانی و خروجی در حوزه آبخیز گاماسیاب (دوره آماری ۱۳۵۳-۱۳۸۷) بررسی کردند. نتایج نشان داد که در میان سه مدل مورداً استفاده جهت پیش‌بینی، ترکیب مدل‌های شبکه عصبی-استوکاستیک نتیجه مناسبی نسبت به مدل‌های مجازی آن‌ها در مقیاس ماهانه و فصلی دارد. [Sadeghian and et al \(2018\)](#) سعی کردند که با استفاده از روش‌های پیش‌بینی سری زمانی، سیستم‌های استنتاجی-فازی تطبیقی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های مناسبی را جهت پیش‌بینی خشکسالی شهرستان سمنان ارائه دهند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS با ورودی‌های میانگین بارش، میانگین

برای به دست آوردن شاخص‌های خشکسالی استاندارد شده‌ی غیر پارامتری را بررسی کردند. آن‌ها بیان کردند که SDAT<sup>۱</sup> بر پایه‌ی چارچوبی غیر پارامتری است که می‌تواند برای متغیرهای اقلیمی مختلف، مانند بارش و رطوبت خاک و رطوبت نسبی، بدون در نظر گرفتن توزیع‌های پارامتریک، به کار رود. [Golin, et al \(2014\)](#)، با هدف تحلیل روند خشکسالی‌های هواشناسی و کشاورزی در ایران با استفاده از شاخص MSDI و آزمون من-کندال نشان دادند که با اطمینان ۹۵٪ درحالی که در شرق ایران آمار قابل توجهی از خشکسالی مشاهده نشد، بخش‌های شمال، شمال‌غرب و مرکزی ایران خشکی قابل توجهی را تجربه کرده‌اند. [Aghakouchak \(2015\)](#)، در پیش‌بینی خشکسالی، بر مبنای تداوم به کاربرده شده برای خشکسالی ۲۰۱۰ و ۲۰۱۱، در شرق آفریقا با استفاده از شاخص (MSDI) نشان داد که پیش‌بینی‌ها و مشاهدات برهم منطبق هستند. به علاوه نتایج به دست آمده بر توانایی کاربردی این مدل برای هشدار احتمال خشکسالی در شرق آفریقا تأکید می‌کند.

[Farahmand, et al \(2015\)](#)، به تشخیص شروع خشکسالی با روشنی با استفاده از رطوبت نسبی پرداختند. آن‌ها شاخص استاندارد شده رطوبت نسبی<sup>۲</sup> را بر اساس مشاهدات<sup>۳</sup> ناسا معرفی کردند. نتایج نشان داد که SRHI عموماً شروع خشکسالی را زودتر از شاخص SPI تشخیص می‌دهد، با اینکه AIRS لزوماً برای بررسی خشکسالی محسوسه نشده بود، اما نشان می‌دهد که داده‌های رطوبت نسبی آن، رویکردی نو و منحصر به فردی برای بررسی خشکسالی و هشدار پیش از موعد ارائه می‌دهد. [and Kang \(2017\)](#) [Sridhar \(2017\)](#)، مدل هیدرولوژیکی آماری-فضایی ترکیبی را برای ارزیابی شاخص‌های خشکسالی آینده در

<sup>1</sup>Standardized Drought Analysis Toolbox

<sup>2</sup>Standardized Relative Humidity Index (SRHI)

<sup>3</sup>Atmospheric Infrared Sounder (AIRS)

## ۲. روش تحقیق

جهت بررسی و ارزیابی خشکسالی از شاخص خشکسالی استاندارد شده چند متغیره (MSDI) استفاده شده است. بدین منظور در ابتدا داده‌های شبکه‌ای ماهانه بارش و رطوبت خاک از سایت MERRA دریافت و در محیط نرم‌افزار R تبدیل به مقادیر عددی شد. پس از آماده سازی داده‌ها، با استفاده از روابط ارائه شده از سوی Hao and AghaKouchak (2014) شاخص خشکسالی استاندارد شده چند متغیره (MSDI) در محیط نرم‌افزار R محاسبه گردید. در نهایت، رسم نقشه‌ها برای تحلیل و تفسیر خشکسالی، با نرم‌افزار ARCGIS انجام گرفت. به منظور پیش‌بینی خشکسالی در سطح منطقه مورد مطالعه از شبکه عصبی مصنوعی و همچنین جهت بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی خشکسالی از شاخص‌های الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات در محیط نرم‌افزار Matlab استفاده شد. درنهایت جهت بررسی عملکرد داده‌های شبکه‌ای از آماره‌های RMSE MAE، BIAS استفاده شده است. جهت ارزیابی عملکردی مدل، بررسی داده‌های مورد استفاده ضرورت دارد. جهت بالا بردن دقت شبکه، هریک از نقاط شبکه به صورت جداگانه اجرا شد. داده‌های شبکه‌ای بارش و رطوبت خاک اخذ شده از MERRA عنوان ورودی، و مقدار عددی محاسبه شده MSDI متاظر با آن‌ها، عنوان خروجی شبکه بکار گرفته شد. مجموع تعداد داده‌های مورد استفاده ۹۹۳۸۶ عدد می‌باشد.

در مرحله‌ی پیش‌پردازش داده‌ها که به منظور عملکرد بهتر شبکه صورت می‌پذیرد، جهت جلوگیری از خطاهای ورودی به شبکه (NaN شدن خروجی‌ها)، مقادیر فاقد مقدار MSDI و صفر از روند مدل‌سازی حذف شدند.

**شاخص خشکسالی استاندارد شده چند متغیره (MSDI)**

حداکثر دما، SPI، به عنوان مدل برگزیده انتخاب گردید. Hassanzadeh and et al (2018) کارایی شبکه عصبی را در پیش‌بینی خشکسالی ایستگاه کرمانشاه بر اساس شاخص SPI بررسی کردند. نتایج نشان داد که مدل (ANN-ICA) با توجه به آزمون‌های آماری نتیجه بهتری در پیش‌بینی ۳ ماهه خشکسالی و مدل (ANN-BBO) دقت بالاتری در پیش‌بینی خشکسالی ۶ ماهه و سالانه دارد.

بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد که با توجه به خصوصیات پیچیده این پدیده اقلیمی، فهم و توسعه ابزارهایی به منظور پایش و پیش‌بینی کمی و کیفی خشکسالی، به مدیریت این پدیده جهت کاهش اثرات و شدت خسارات آن در سطوح مختلف جوامع درگیر با خشکسالی همانند مناطق مختلف کشور ایران کمک فراوانی خواهد نمود. شاخص‌های خشکسالی به عنوان یکی از مهم‌ترین بخش‌های سیستم پایش خشکسالی، عامل تعیین‌کننده در پایش وضعیت خشکسالی است (Ghobaei, 2016). از آنجا که استفاده از شاخص‌های تک‌بعدی نمی‌تواند تمام جنبه‌های خشکسالی هواشناسی، کشاورزی، هیدرولوژی را نشان دهد، برای رسیدن به این اهداف باید از یک رویکرد چندمتغیره استفاده کرد. درواقع نبود یک سیستم یا مدل تلفیق اطلاعات مرتبط با خشکسالی شامل؛ متغیرهای مختلف اقلیمی، شاخص‌های خشکسالی و روابط متقابل آن‌ها، مانع از تشخیص قابل اعتماد و به موقع خشکسالی و پایداری آن می‌شود (Hao and AghaKouchak, 2015). از این رو اهمیت و ضرورت انجام تحقیق حاضر مبتنی بر بررسی و شناخت خشکسالی با استفاده از شاخص‌های چند متغیره و همچنین پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از روش‌های غیرخطی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی ساختار آن با استفاده از الگوریتم‌های متنوع اهمیت پیدا می‌کند.

بین گره‌ها، روش تعیین وزن‌های ارتباطی و تابع فعالیت معرفی می‌شود. ساختار عادی یک شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از لایه‌های ورودی، میانی و خروجی تشکیل شده است (شکل ۲). لایه‌ی ورودی یک لایه‌ی انتقال‌دهنده و وسیله‌ای برای تهیه کردن داده‌هاست. آخرین لایه‌ی یا لایه‌ی خروجی، شامل مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله شبکه می‌باشد. لایه‌های میانی، یا مخفی که از گره‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌ها می‌باشند. شمار لایه‌های مخفی و شمار گره‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطأ مشخص می‌شود. برای استفاده شبکه عصبی مصنوعی، انجام مراحل انتخاب و پیش‌پردازش داده‌ها، معماری شبکه، آموزش و در نهایت آزمون مدل ضروری است.

چهار چوب کار این شاخص، نسخه بسط داده شده SPI تک متغیره، روی توزیع مشترک بارش و رطوبت خاک می‌باشد که قادر به توصیف شرایط خشکسالی‌های هواشناسی - کشاورزی (جدول ۱) در مقیاس‌های زمانی مختلف می‌باشد (Hao and AghaKouchak, 2013).

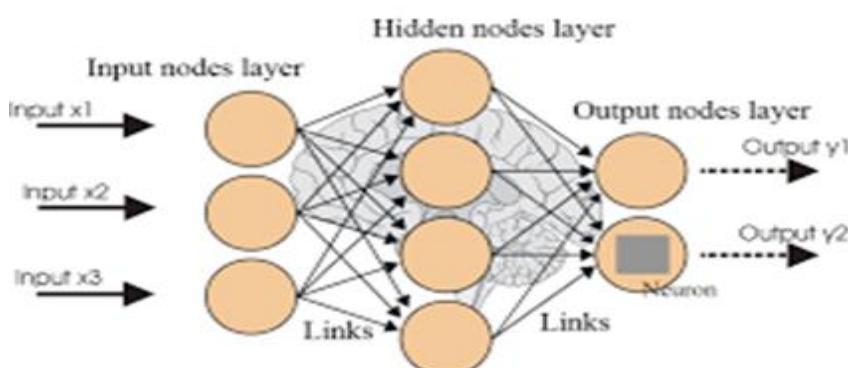
جدول ۱. طبقه‌بندی مقادیر MSDI

خشکسالی خیلی ضعیف	-۰/۱ تا -۰/۴۹
خشکسالی ضعیف	-۰/۵ تا -۰/۷
خشکسالی متوسط	-۰/۸ تا -۱/۲
خشکسالی شدید	-۱/۳ تا -۱/۵
خشکسالی بسیار شدید	-۱/۶ تا -۱/۹
خشکسالی فرین	-۲ و کمتر

منبع: Hao and AghaKouchak, 2013

**شبکه عصبی مصنوعی (ANN<sub>s</sub>)**

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله‌ی الگوی ارتباط



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی مصنوعی

طرح اولیه و بهیان‌دیگر یک کروموزوم می‌باشند. با توجه به این موضوع، الگوریتم ژنتیک ابتدا تعدادی از این کروموزوم‌ها را ایجاد می‌نماید که به آن جمعیت اولیه گفته می‌شود. پس از ایجاد جمعیت اولیه، الگوریتم ژنتیک به بررسی این کروموزوم‌ها (که در حقیقت طرح‌های اولیه می‌باشند) پرداخته و متناسب با برآنده‌گی آن‌ها مقادیری را به هر یک نسبت می‌دهند، به‌طوری‌که هر چه طرح با شرایط موردنیاز ما سازگارتر باشد، برآزنده‌تر بوده و بنابراین مقدار عددی بیشتری را به خود اختصاص خواهد

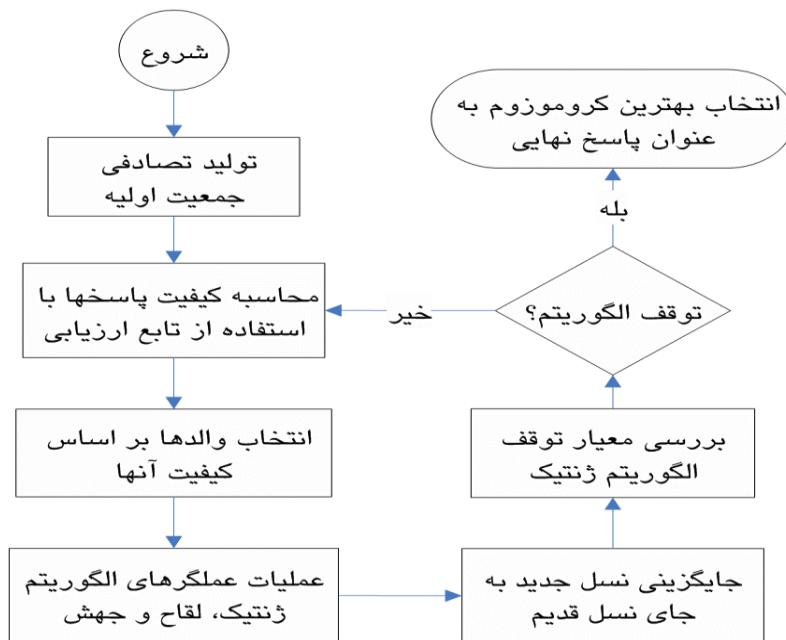
**الگوریتم ژنتیک**

الگوریتم ژنتیک یک روش بهینه‌سازی عددی است که بر پایه اصول داروین بوده و در آن از وراثتی طبیعی الهام گرفته شده است و در حال حاضر قادر به حل طیف وسیعی از مسائل، از قبیل طراحی بهینه قاب‌ها و طراحی بهینه سازه‌های هیدرولیکی می‌باشد (Hassanzadeh et al., 2012).

الگوریتم‌های ژنتیک، عملیات جستجو را از چندین نقطه در فضای پاسخ آغاز می‌کنند، هر کدام از این نقاط یک

معمولًاً بازنده‌گی بیشتری نسبت به نسل قبلی خود دارد (شکل ۳). نسل جدید جانشین نسل پیشین شده و این چرخه تا برآورده شدن معیارهای توقف الگوریتم ادامه خواهد یافت و در نتیجه بازنده‌ترین فرد نسل همگرا شده، جواب مسئله خواهد بود (Sette and Boullart, 2001).

داد. پس از اتمام بررسی بازنده‌گی تمام افراد جامعه، الگوریتم ژنتیک، افراد بهتر را برای ایجاد نسل آینده انتخاب کرده و افراد ضعیف را حذف می‌کند. سپس افراد انتخاب شده جهت ایجاد نسل بعدی تحت عمل عملگرهای تصادفی مانند انتخاب، پیوند و جهش قرار می‌گیرند. پس از اعمال این عملگرهای نسل جدیدی ایجاد می‌شود که



شکل ۳. چهارچوب مفهومی الگوریتم ژنتیک، منبع: نگارنده‌گان، ۱۴۰۱،

همان ذره می‌باشد، در الگوریتم معادل یک پرنده بوده و خود الگوریتم در واقع حرکت جمعی پرنده‌گان می‌باشد. هر ذره یک مقدار شایستگی دارد که توسط یک تابع شایستگی محاسبه می‌شود. هر قدر ذره در فضای پاسخ به هدف (غذا در مدل حرکت پرنده‌گان) نزدیک‌تر باشد، دارای شایستگی بالاتری می‌باشد.

ساختار الگوریتم بدین صورت است که ابتدا گروهی از ذرات به صورت تصادفی ایجاد شده و با پیشروی نسل‌ها، سعی در یافتن راه حل بهینه ایجاد می‌شود. برای هر ذره و در هر گام، دو بهترین، دو مقدار نوستالژی، و هوش جمعی منجر به بهروزرسانی می‌شود. اولین مورد، بهترین موقعیتی است که تاکنون ذره به آن رسیده که در این حالت موقعیت مذکور شناخته و حفظ می‌شود (شکل ۴).

## الگوریتم ازدحام ذرات

این الگوریتم الهام گرفته از حرکت دسته‌جمعی پرنده‌گانی که به دنبال غذا می‌باشند، بود. روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)<sup>۱</sup>، روشی کمینه‌سازی بوده که با آن می‌توان به جواب مسائلی که شامل یک نقطه یا سطح در فضای  $n$  بعدی می‌باشد، دست یافت. گروهی از پرنده‌گان در فضایی به صورت تصادفی دنبال غذا می‌گردند. تنها یک تکه غذا در فضای مورد جستجو وجود دارد. برای رسیدن جواب در چنین فضایی، بعد از طرح فرضیات، یک سرعت ابتدایی به آن‌ها اختصاص یافته و کانال‌های ارتباطی بین ذرات منظور می‌شود. پس از حرکت ذرات مذکور در فضای پاسخ، نتایج به دست می‌آید. هر راه حل که در واقع

<sup>۱</sup> Particle swarm optimization

دهند. پس از یافتن بهترین مقادیر، سرعت و مکان هر ذره با استفاده از رابطه (۴) و (۵) بروز می‌شود.

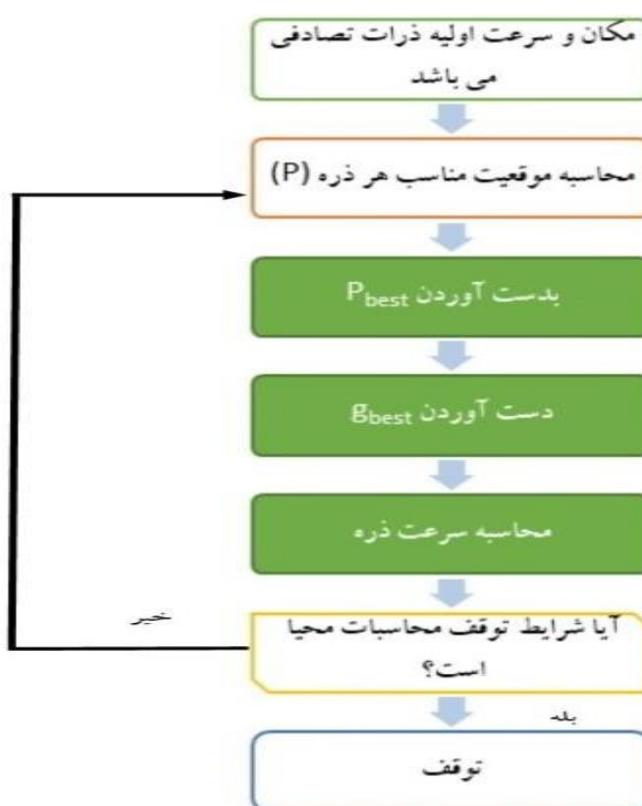
مقدار نوستالژی را با  $p_{best}$  نمایش می‌دهیم. هوش جمعی، بهترین موقعیتی می‌باشد که بهوسیلهٔ جمعیت ذرات تاکنون بدست آمده است که آن را  $g_{best}$  نمایش می-

$$V_i(t+1) = W V_i(t) + C_1 r_{1,i}(t)(p_i(t) - X_i(t)) + C_2 r_{2,i}(t)(p_g(t) - X_i(t)) \quad (4)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (5)$$

حرکت می‌کنند. در واقع فرآیند حرکت دسته‌جمعی ذرات منجر خواهد شد که فضای جستجو به تدریج کوچک شده و جستجویی محلی حول بهترین ذره شکل گیرد (Kennedy and Eberhart, 1995).

سرعت ذرات با توجه به موقعیت فعلی و بهترین تجربه ذره و بهترین تجربه جمع تعیین شده و عملاً تأثیر سرعت کنونی و لختی حذف می‌شود؛ بنابراین بهترین ذره گروه در جای خود ثابت مانده و سایر ذرات به سمت آن



شکل ۴. چهارچوب مفهومی الگوریتم ازدحام ذرات، منبع: نگارندهان، ۱۴۰۱

دقت بالای داده مدل و خطای کمتر، و مقدار صفر نشان دهنده عدم وجود خطأ در برآورد داده است (Price, et al., 2000; Moriasi, et al., 2007).

حال آنکه میانگین خطای مطلق (رابطه ۲) بیانگر تفاوت دو مقدار پیوسته می‌باشد. در فضای دکارتی، این شاخص بیانگر فاصله عمودی و افقی هر نقطه تا خط مشخصه می‌باشد. هر قدر این مقدار کمتر باشد بیانگر دقیق

### روش‌های ارزیابی

در این پژوهش جهت بررسی عملکرد داده‌های شبکه‌ای از آماره‌های RMSE، MAE، BIAS استفاده شده است. این نمایه‌ها در روابط (۱) تا (۳) نمایش داده شده‌اند. نمایه میانگین مربعات خطأ بیان‌کننده تفاوت بین مقادیر برآورده شده ( $X_i$ ) با مقادیر مشاهده شده ( $Y_i$ ) است (رابطه ۱). هرچه این مقادیر به صفر نزدیک‌تر باشند نشان‌دهنده

## ۲. ۱. محدوده مورد مطالعه

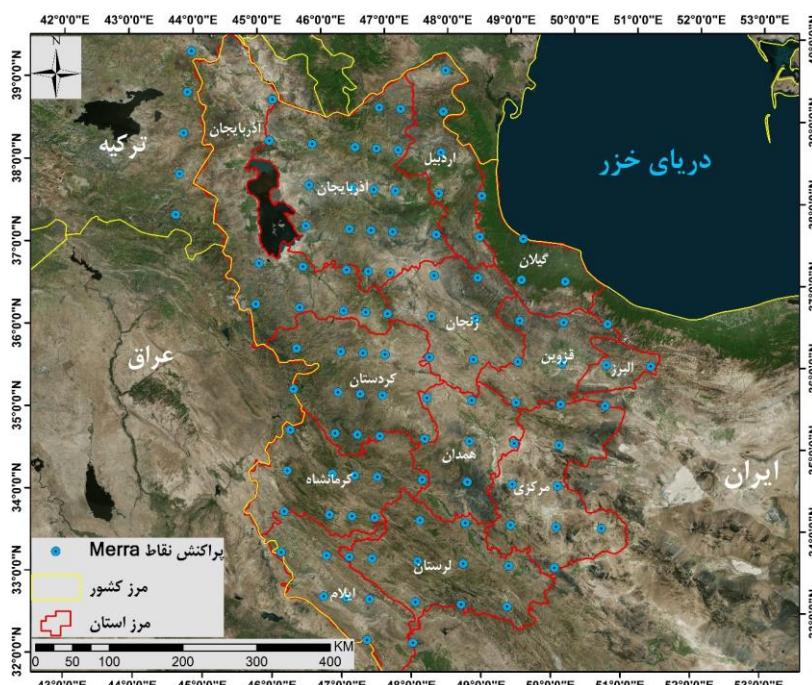
با هدف ارزیابی خشکسالی‌های استان‌های غرب و شمال‌غرب ایران، داده‌های ماهانه بارش و رطوبت خاک برای استان‌های همدان، کرمانشاه، کردستان، آذربایجان غربی، آذربایجان شرقی، اردبیل، زنجان، قزوین، ایلام، مرکزی، گیلان و لرستان برای یک دوره ۳۶ ساله (۱۹۸۰-۲۰۱۶) با قدرت تفکیک مکانی مناسب به صورت شبکه‌ای در ۰/۶۶ در ۰/۵ درجه از پایگاه داده MERRA دریافت شد (شکل ۵).

بالاتر مدل می‌باشد. BIAS بیانگر مجموع تفاصل بین مقادیر مشاهده‌ای با محاسباتی بر تعداد داده‌ها ( $n$ ) می‌باشد. نزدیک به صفر بودن پارامتر bias نیز نشان‌دهنده دقیق‌تر مدل در شبیه‌سازی است (Cohen et al., 2012). (رابطه ۳).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$MAE = \left( \frac{|x_i - y_i|}{n} \right) \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{n} \quad \text{رابطه (۳)}$$



شکل ۵. محدوده مورد مطالعه و پراکنش جغرافیایی نقاط MERRA، منبع: (Resource: <https://disc.sci.gsfc.nasa.gov/daac-bin/FTPSubset.pl>)، نگارندگان، ۱۴۰۱.

است (شکل‌های ۵، ۶ و ۷). شاید بتوان نقش عرض جغرافیایی و پروفسار جنب حاره را در این مورد دارای اهمیت دانست که با حرکت به سمت عرض‌های بالاتر و افزایش عرض جغرافیایی از شدت خشکسالی کاسته می‌شود. نقشه‌های ماهانه نشان دهنده این است که از ماههای مارس تا اکتبر (شکل ۵، پ تا د)، استان‌های غربی (کرمانشاه، لرستان و خصوصاً ایلام) بیشینه میزان خشکسالی خود را تجربه می‌کنند، همچنین شدیدترین خشکسالی حدفاصل

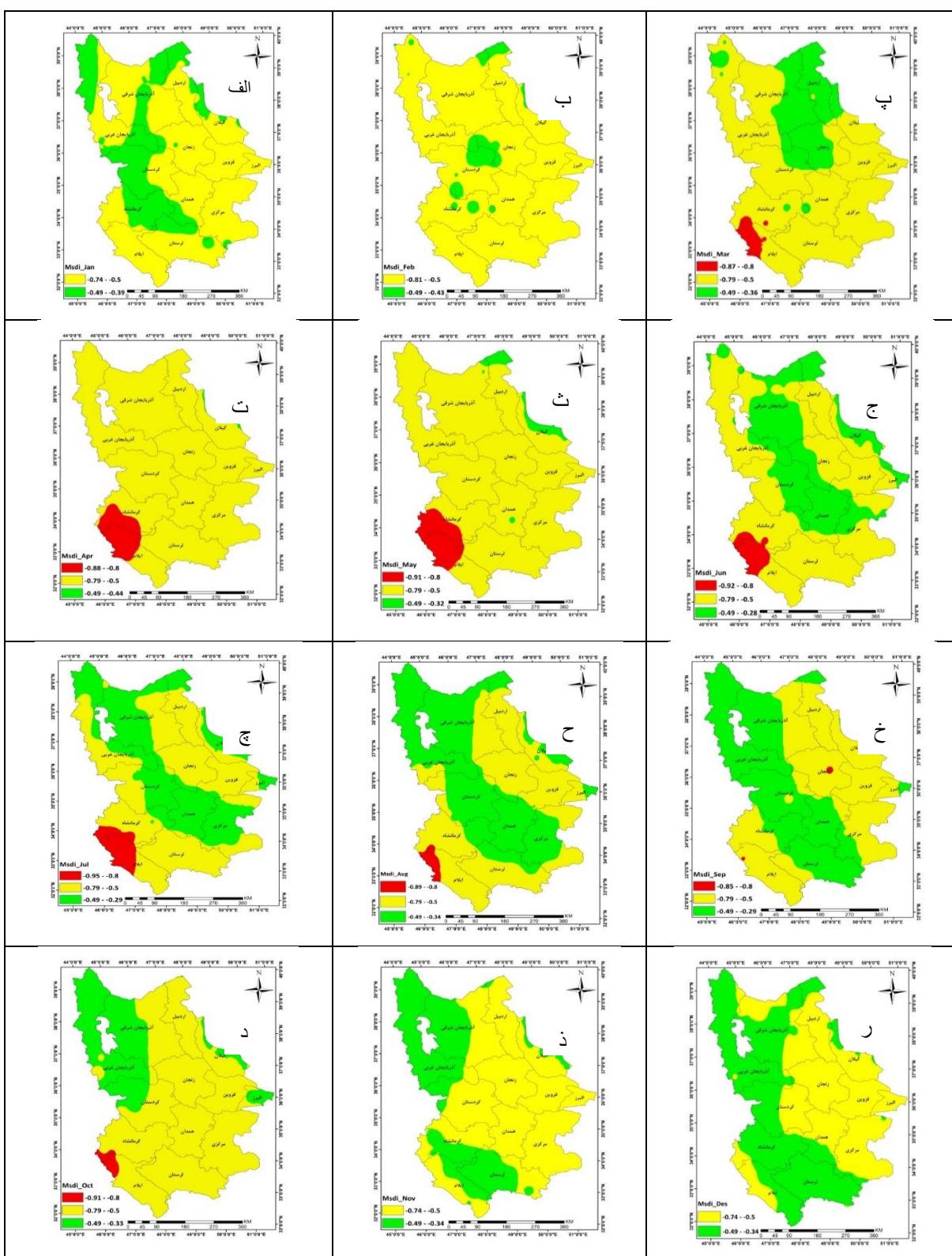
## ۳. یافته‌های تحقیق

### مشخصه‌های مکانی خشکسالی منطقه مورد مطالعه با شاخص MSDI

مقدار شاخص خشکسالی MSDI بر حسب دوره‌های زمانی ماهانه (شکل ۵)، فصلی (۶) و سالانه (۷) برای منطقه مورد مطالعه ارائه شده است. مطابق نقشه‌های ماهانه، فصلی و سالانه در دوره مورد مطالعه و همچنین براساس طبقه بندی شاخص MSDI خشکسالی‌های شدید در بخش‌های جنوبی منطقه مورد مطالعه یعنی استان‌های ایلام و کرمانشاه رخ داده

و دسامبر(شکل ۶ ر) رخ داده است (شکل ۶).

ماه زانویه (شکل ۵ الف) و در رتبه بعد در نوامبر (شکل ۵ ذ)

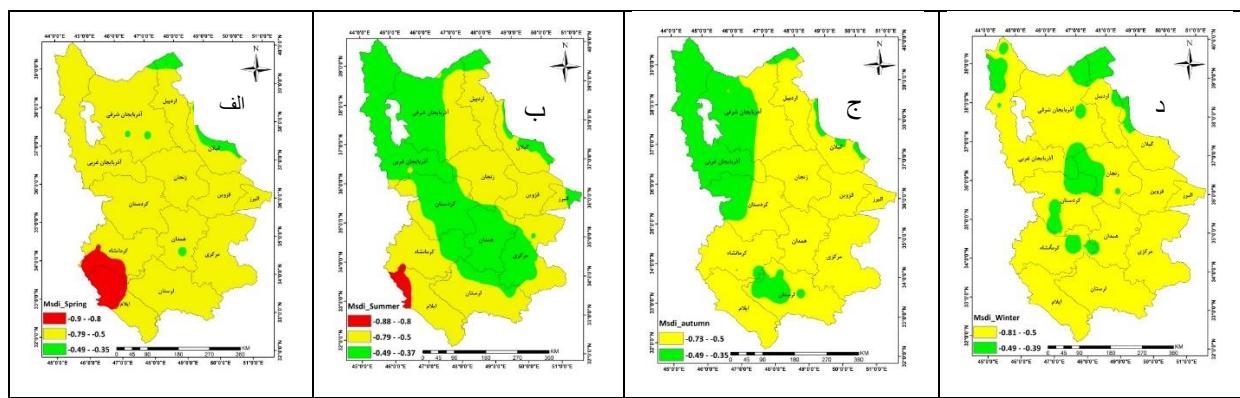


شکل ۶. توزیع ماهانه خشکسالی بر اساس شاخص MSDI (دوره زمانی ۱۹۸۰-۲۰۱۶)

بررسی نقشه‌های فصلی نشان دهنده این است که شدیدترین رتبه بعدی در قرار دارد (شکل ۷)، که نیمه جنوبی منطقه مورد مطالعه (کرمانشاه، لرستان و ایلام) را در بر گرفته است.

خشکسالی در فصل بهار و تابستان (شکل ۵، الف و ب) در

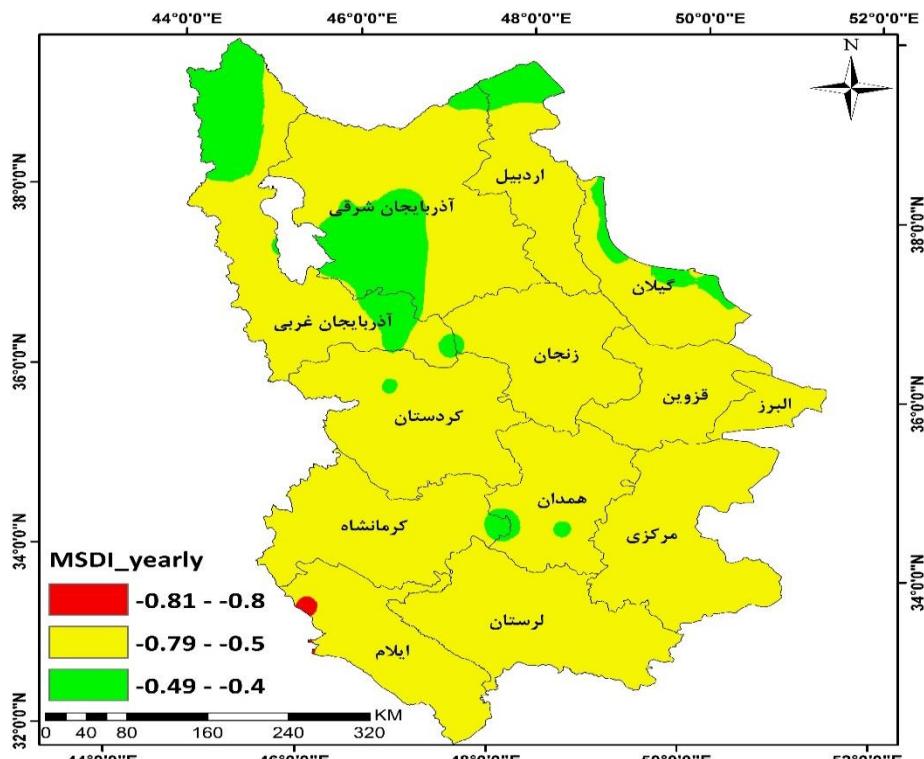




شکل ۷. توزیع فصلی خشکسالی بر اساس شاخص MSDI (دوره زمانی ۱۹۸۰-۲۰۱۶)

جنوب منطقه مورد مطالعه به سمت عرض‌های بالاتر کاسته می‌شود. نکته جالب توجهی که در نقشه‌های ماهانه، فصلی و سالانه بارز می‌باشد، طبق طبقه‌بندی شاخص MSDI خشکسالی شدید در منطقه مورد مطالعه دیده نشد و شدیدترین خشکسالی‌ها در طبقه متوسط قرار دارند (شکل ۶، ۷ و ۸).

نمای کلی سالانه خشکسالی براساس شاخص MSDI نشان دهنده این است که به غیر از استان ایلام که در طبقه متوسط قرار گرفته، سایر مناطق مورد مطالعه در طبقه خشکسالی ضعیف و خیلی ضعیف قرار دارند (شکل ۶). حداقل شدت خشکسالی در منطقه نیز در نواحی شمالی استان‌های آذربایجان غربی و اردبیل، مرکز آذربایجان شرقی مشاهده می‌شود که منطبق بر توزیع‌های فصلی است (شکل ۷). بطور کلی می‌توان نتیجه گرفت که شدت خشکسالی از



شکل ۸. توزیع سالانه خشکسالی بر اساس شاخص MSDI (دوره زمانی ۱۹۸۰-۲۰۱۶)

مقادیر حداقل، حدأکثر، میانگین و انحراف از معیار داده‌های هریک از نقاط متناظر محاسبه و در جدول (۲) ارائه شده

### بررسی آماری داده‌ها

حداقل خطای بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی، بایستی بخش‌های مختلف اعم از ساختار لایه‌ها، تعداد نرون‌ها، توابع انتقال و یا توابع آموزش را تغییر داد. ازین رو، تغییرات در تعداد نرون‌ها و همچنین توابع آموزش نیز صورت گرفت. نتایج نشان داد که بهترین عملکرد مربوط به ساختار موجود در جدول (۳) می‌باشد که به عنوان ساختار بهینه در ادامه مدل‌سازی از آن استفاده شد. برای شبکه بهینه‌شده با استفاده از الگوریتم ذرات (PSO)، نرخ ازدحام ذرات SwarmSize و دوره‌های آموزش MaxIteration ۵۰ و ۵۰ قرارداده شد. در شبکه بهینه‌شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA)، با تغییر در ساختار تابع آموزشی شامل MaxGenerations و PopSize گونه‌ای که نرخ جمعیت در این حالت ۴۵ و تعداد نسل‌ها به دست آمد. شکل ۸ نمودارهای خروجی نرم‌افزار matlab می‌باشد که از مدل‌سازی داده‌ها با استفاده از ساختار بهینه به دست آمده است.

است. داده‌های این جدول، در راستای تحلیل عملکرد خروجی‌های شبکه و محاسبه شاخص‌های ارزیابی خطای کاربرد خواهد داشت. همان‌گونه که مشخص است، تغییرات مشاهده شده به دلیل ماهیت تفاوت در ماهیت اقلیمی مناطق انتخاب شده (استان‌های همدان، کرمانشاه، کردستان، آذربایجان غربی، آذربایجان شرقی، اردبیل، زنجان، قزوین، ایلام، مرکزی، گیلان و لرستان) منطقی است.

جدول ۲. بررسی آماری میانگین داده‌های پژوهش

پارامتر	حداکثر مقدار	حداقل مقدار	میانگین از معیار	انحراف از MSDI
داده‌های MERRA	-1.92	1.92	-0.56	0.83

منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

### نتایج خروجی شبکه عصبی مصنوعی

یکی از گام‌های مهم در مدل‌سازی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، یافتن ساختار بهینه شبکه می‌باشد (سلیمی و همکاران، ۲۰۱۸). جهت دست یافتن به ساختار بهینه با

جدول ۳. ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده

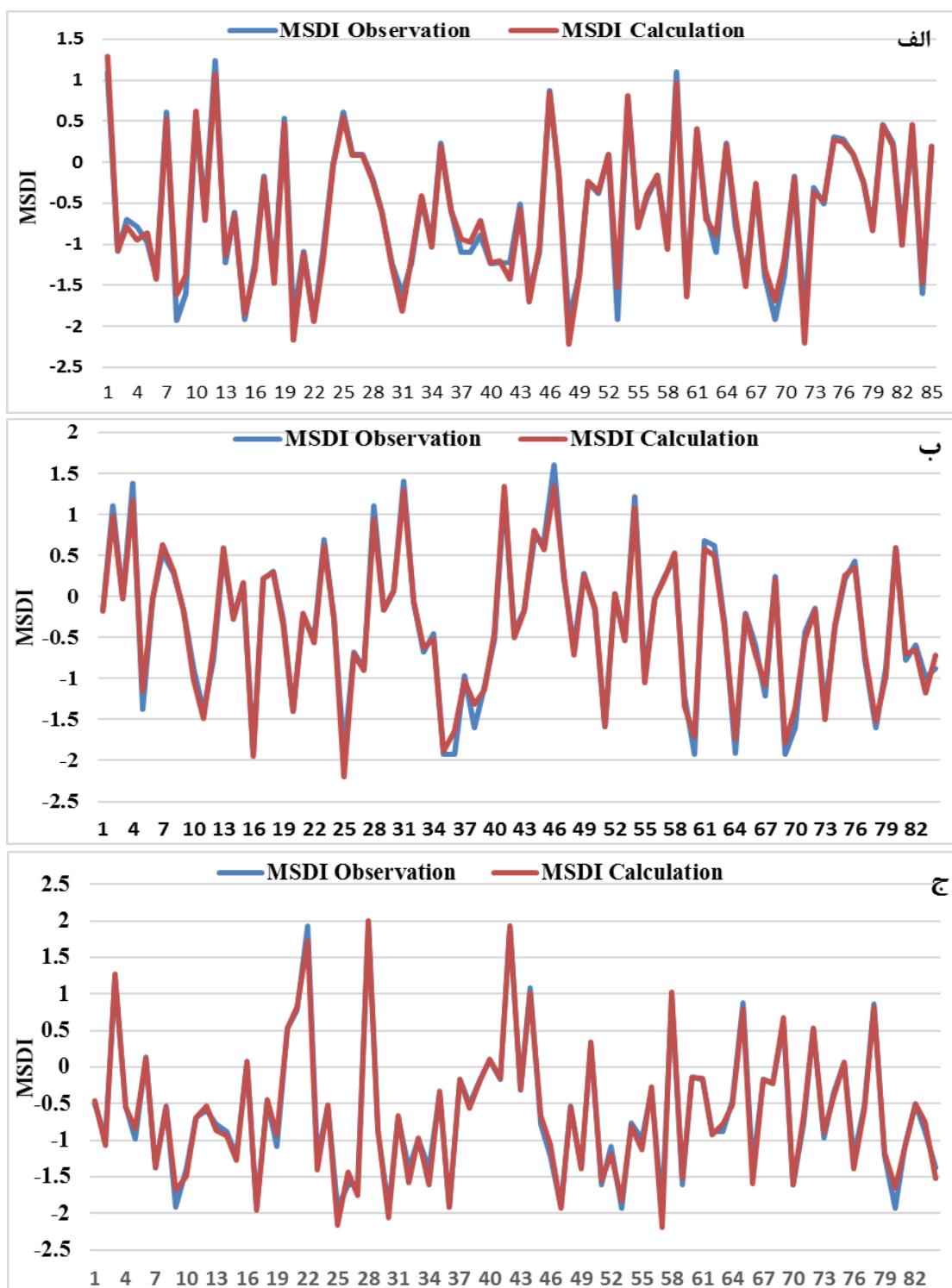
نوع شبکه	تعداد لایه‌ها	توابع	ساختار نرون‌ها
ANN	4	Tansig tansig purelin purelin	25 20 20 1
ANN-PSO	3	Tansig tansig purelin	20 20 1
ANN-GA	3	Tansig tansig purelin	25 20 1

منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

جدول ۴. نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

شبکه	پارامتر	مقدار میانگین در نقاط گره‌ها
ANN	RMSE	0.016
ANN	BIAS	0.00043
ANN-PSO	MAE	0.00067
ANN-PSO	RMSE	0.0134
ANN-GA	MAE	0.00144
ANN-GA	BIAS	-0.00138
ANN-GA	RMSE	0.012
ANN-GA	MAE	0.00053
ANN-GA	BIAS	-0.00048

منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱



شکل ۸. نتایج تحلیل ساختار بهینه مربوط به شبکه عصبی مصنوعی (الف)، شبکه بهینه شده با PSO (ب) و مربوط به GA (ج)، منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

نقاط گرههای شبکه با اعمال دو پارامتر بارش و رطوبت

این تصاویر شامل نقاط (۴۰, ۴۴) بعنوان نمونه می‌باشد.

خاک به عنوان ورودی و مقدار MSDI به عنوان خروجی

نتایج ارزیابی خطای مدل‌سازی مطابق شبکه عصبی

مصنوعی، شبیه‌سازی شد.

مصنوعی، الگوریتم رنگی و ازدحام ذرات در جدول (۴)

قابل مشاهده است. قابل ذکر است که ۲۲۸ مدل بر اساس

مناسب ساختار داده‌ها با تئوری الگوریتم ژنتیک و همچنین آموزش بهینه آن‌ها به واسطه ساختار بهینه‌شده مورد استفاده می‌باشد.

### مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌شده با داده‌ها

تجمیع جداول ارزیابی خطای مدل‌سازی و انطباق مقادیر میانگین حداقل، حداکثر، میانگین و انحراف از معیار شبکه‌های عصبی مصنوعی و جدول بررسی آماری داده‌ها (جدول (۲)) در جدول (۵) ارائه شده است. دلیل استفاده از مقدار میانگین، حجم بالای داده‌ها می‌باشد.

همان‌گونه که از نتایج مشخص است، میزان خطای شبکه عصبی مصنوعی فاصله نسبتاً زیادی با حد مطلوب دارد. ازین‌رو از توابع بهینه‌ساز جهت بالا بردن کارآبی شبکه بهره گرفته شد. برای این منظور از دو الگوریتم ازدحام ذرات و ژنتیک استفاده شد. نتایج الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به شبکه عصبی مصنوعی جواب‌های بهتری را ارائه نمود که دلیل بهبود عملکرد شبکه، استفاده از ساختار الگوریتم ازدحام ذرات در آموزش شبکه می‌باشد. ارزیابی خطای مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، نشان داد که این الگوریتم نسبت به دو مدل‌سازی قبلی به مرتب نتایج بهتری را عرضه می‌نماید. دلیل این موضوع مسلمان هموارانی

**جدول ۵. ارزیابی آماری میانگین مقادیر مدل‌سازی و داده‌های MERRA**

پارامتر	حاصل از داده‌های MERRA	MSDI
انحراف از معیار	میانگین	حداکثر مقدار
-1.93	1.93	-0.56
-1.16	1.87	-0.55
-1.23	1.88	-0.56
-1.84	1.90	-0.56

منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

جدول (۶) میانگین شاخص‌های خطای برای تمامی نقاط مدل‌سازی می‌باشد. جهت خلاصه شدن نتایج از میانگین استفاده شده است. بر این اساس، و برمبانی شاخص‌های ارزیابی، مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک دقت مناسب‌تری نسبت به سایر روش‌ها دارد.

نتایج نشان داد که داده‌های حاصل از مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک، مشابهت بهتری نسبت به سایر روش‌ها نسبت به داده‌ها دارد (جدول ۵). همان‌طور که از نتایج مشخص است شبکه عصبی مصنوعی ضعیف‌ترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌ها داراست که به دلیل روش آموزش آن می‌باشد.

**جدول ۶. ارزیابی میانگین شاخص‌های خطای روش‌های مدل‌سازی با داده‌های MERRA**

ANN-GA	ANN-PSO	ANN	RMSE
0.012	0.0134	0.016	MAE
0.00053	0.00144	0.00067	BIAS
-0.00048	-0.00138	0.00043	

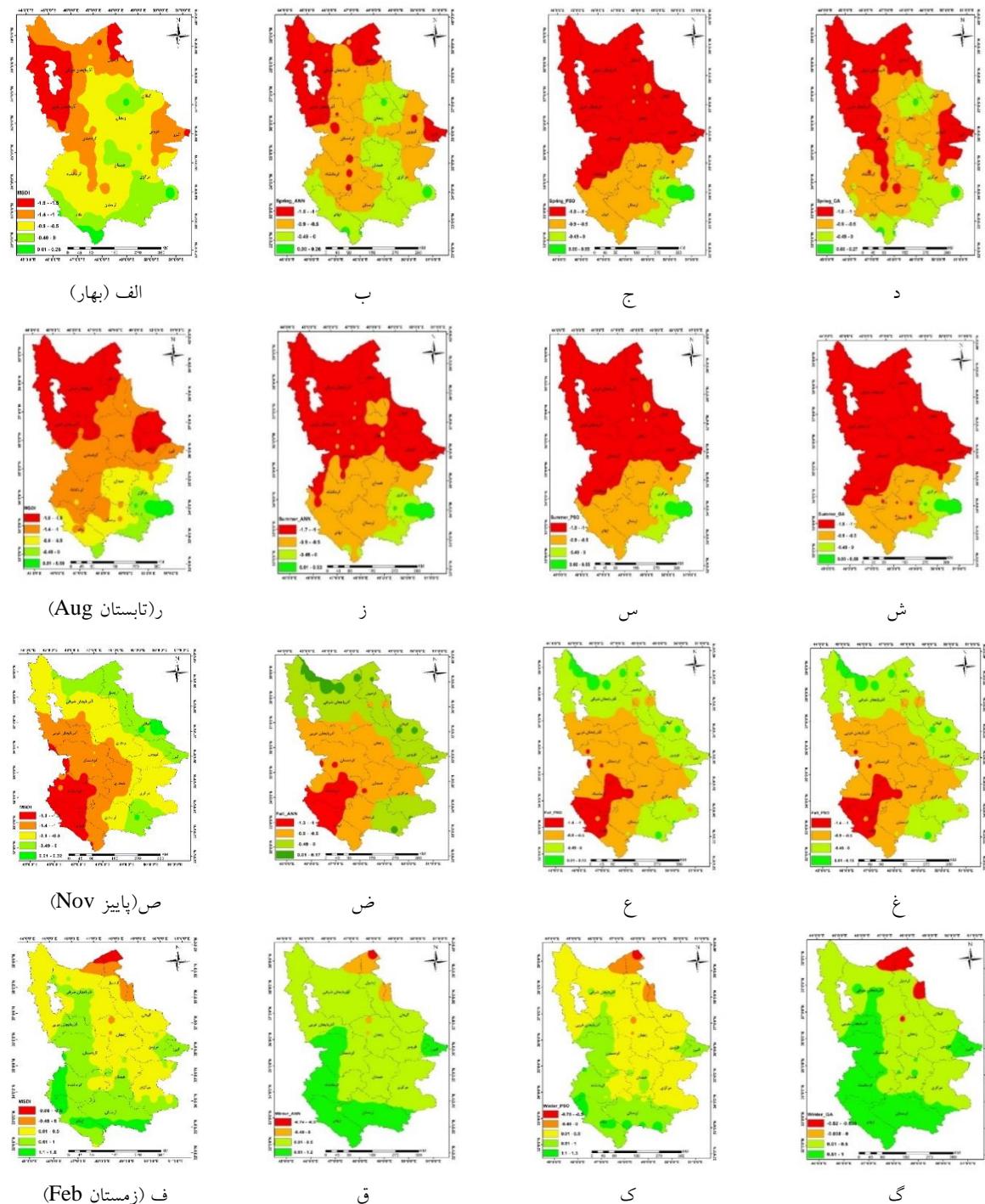
منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

شبکه‌ها و تأثیرپذیری از نرون‌های اطراف خود در پیش‌بینی مقدار نرون هدف است. با استفاده از بهینه‌ساز، ضمن یکدست ترشدن نقشه، هدف دیگر شبکه یعنی کاهش میزان خطای هدف نیز صورت می‌گیرد. همان‌طور که در شکل (۹) نیز مشخص است شبکه عصبی مصنوعی در فصل‌های

نقشه‌های مربوط به هر الگوریتم نیز جهت بررسی کیفیت مدل‌سازی صورت گرفته در شکل (۹) ارائه شده است. همان‌گونه که در تصاویر نیز مشخص هست، شبکه‌های عصبی سعی در ارائه تصاویر نسبتاً یکدست‌تری نسبت به داده‌های ماهواره‌ای دارند که این به دلیل ماهیت عملکردی

باشد(شکل ۹ ک)، اما در جمع‌بندی کلی بر اساس شاخص‌های خطای موجود، عملکرد بهینه‌ساز الگوریتم ژنتیک بهتر از سایر مدل‌ها می‌باشد.

بهار و تابستان(شکل ۹ ز و ض) عملکرد موفق‌تری را از نظر شباهت نقشه تولیدی نسبت به سایر روش‌ها دارد، حال آنکه در پاییز(شکل ۹ غ) عملکرد الگوریتم ژنتیک بهتر بوده و مدل‌سازی صورت گرفته است. نتایج شبیه‌سازی در زمستان میان آن است که عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات بهتر می-



شکل ۹. کیفیت مدل‌سازی صورت گرفته، (الف، ر، ص و ف) مربوط به MERRA، (ب، ز، ض و ق) مربوط به ANN، (ج، س، ع و ک) مربوط به PSO و (د، ش، غ و گ) مربوط به GA، منبع: نگارندگان، ۱۴۰۱

شبکه عصبی بهینه شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به سایر مدل‌ها بهتر می‌باشد. نتایج حاصل مبنی بر برتری عملکرد الگوریتم ژنتیک نسبت به ANN و PSO در Moeeni and et al (2017) در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی، با پژوهش Abdollah and et al (2013) Arshad and et al (2014) در پیش‌بینی تبخیر و پیش‌بینی تأثیر خشکسالی بر کشاورزی، مطابقت دارد. همچنین از مقایسه نقشه‌ها با مقادیر محاسبه شده در مرحله قبل این طور برداشت شد که شبکه عصبی مصنوعی دق نسبتاً قابل قبولی را در مدل‌سازی دارد و با حذف فرمول از محاسبات و ایجاد امکان ورود پارامترهای مؤثر در محاسبات، می‌تواند مؤثر باشد هر چند نقشه‌های حاصل از آن نسبتاً یکدست‌تر می‌باشد.

## ۵. فهرست منابع

- Abbasian, M.S., Abrishamchi, A., (2013). Comparison of multivariate analysis with univariate analysis for drought events. 8th National Congress of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering. Babol. (in Persian)
- Abdullah, S. S., Malek, M. A., Mustapha, A., & Aryanfar, A., (2014). Hybrid of Artificial Neural Network-Genetic Algorithm for Prediction of Reference Evapotranspiration ( $ET^{\wedge} \text{ sub } 0^{\wedge}$ ) in Arid and Semiarid Regions. Journal of Agricultural Science, 6(3), 191.
- Aghakouchak, A., (2015). A multivariate approach for persistence-based drought prediction: Application to the 2010-2-11 East Africa drought, Journal of Hydrology, 526, 127-135.
- Arshad, S., Morid, S., Mobasher, M. R., Alikhani, M. A., & Arshad, S., (2013). Monitoring and forecasting drought impact on dryland farming areas. International Journal of Climatology, 33(8), 2068-2081.
- Bazrafshan, O., Salajegheh, A., Mahdavi, M., Bazrafshan, J., (2015). A Study of Efficiency of the Hybrid model Artificial Neural Network Models - Stochastic in Hydrological Drought

## ۶. بحث و نتیجه‌گیری

خشکسالی به عنوان یکی از پدیده‌های حدی آب و هوایی بر منابع آب تأثیرگذار می‌باشد. هدف اصلی این پژوهش بررسی و ارزیابی خشکسالی و کارآیی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در ارزیابی پیش‌بینی آن برای غرب ایران بود. بر اساس نتایج حاصل از شاخص‌های ارزیابی، مشخص شد که داده‌های مذکور با روش محاسباتی دارای همبستگی مناسبی قرار دارند.

بررسی‌های ماهانه نشان داد شدیدترین خشکسالی در منطقه موردمطالعه، حدفاصل ماه‌های آوریل تا اکتبر به وقوع می‌پیوندد و کانون اصلی وقوع این پدیده، استان‌های لرستان و خصوصاً کرمانشاه و ایلام می‌باشند. بیشترین گستردگی خشکسالی مربوط به ماه‌های آوریل و می می‌باشد و همچنین در بین سایر ماه‌ها، ماه ژانویه، کمترین میزان خشکسالی را به خود اختصاص داده است. اما آنچه که مشهود است شدت خشکسالی در غرب ایران بیشتر از شمال‌غرب می‌باشد. الگوی مکانی فصلی و سالانه نیز مشابه ماهانه می‌باشد، بطوریکه، به‌غیر از فصل بهار که تقریباً خشکسالی بیش از ۷۰ درصد منطقه را احاطه کرده است، نواحی جنوبی منطقه مورد مطالعه یعنی استان‌های کرمانشاه، لرستان و ایلام بیشترین مقدار خشکسالی را به خود اختصاص داده‌اند. الگوی سالانه نیز همانند فصلی است و هرچه به سمت عرض‌های بالاتر و شمال‌غرب ایران می‌رویم از شدت خشکسالی کاسته می‌شود. نکته جالب توجهی که در نقشه‌های ماهانه، فصلی و سالانه بارز می‌باشد، طبق طبقه‌بندی شاخص MSDI، خشکسالی شدید در منطقه مورد مطالعه دیده نشد و شدیدترین خشکسالی‌های در طبقه متوسط قرار دارند.

پس از بررسی خشکسالی در منطقه، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌ساز از دحام ذرات و الگوریتم ژنتیک، داده‌ها شبیه‌سازی شدند. نتایج نشان داد که عملکرد

- Hao, Z., Aghakouchak, A., Nakhjiri, N., Farahmand, A., (2015). Global integrated drought monitoring and prediction system, Journal of Scientific Data, doi:10.1038/sdata.2014.1.
- Hao, Z., Singh, V.P., (2015). Drought characterization from a multivariate perspective: A review, Journsl of Hydrology. Vol 527, 668-678
- Hassanvand, M. R., Karami, H., & Mousavi, S. F., (2018). Investigation of neural network and fuzzy inference neural network and their optimization using meta-algorithms in river flood routing. Natural Hazards, 94(3), 1057-1080.
- Hassanvand, M., Salimi, A., MasoompourSamakoosh, J., (2018). Drought prediction using neural network and meta-algorithms (Case study: Kermanshah Station). Conference: The First National Conference on The Role of Civil ENG. in Hazard MitigationAt: Kermanshah, I.R. Iran. (In Persian)
- Hassanzadeh, Y., Abdi Kordani, A., Fakheri Fard, A., (2012). Drought Forecasting Using Genetic Algorithm and Conjoined Model of Neural Network-Wavelet. Journal of Water and Wastewater, 83(3); 48-59. (in Persian)
- Holland, J. H (1992), Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press.
- Janga Reddy, M., Singh, V, P., (2013). Multivariate modeling of drought using copulas and meta-heuristic methods, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. Vol 28, 475–489, doi:10.1007/s00477-013-0766-2.
- Kang, H., Sridhar, V., (2017). Combined statistical and spatially distributed hydrological model for evaluating future drought indices in Virginia, Journal of Hydrology: Regional Studies, 12, 253-227.
- Kao, SH., Govindaraju, S., (2010). Acopula-based deficit index for droughts, Journal of Hydrology, 380,121-134.
- Kennedy, J.; Eberhart, R., (1995), Particle swarm optimization. In Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. ICNN'95 - International Conference on Neural
- Forecasting Using kappa Statistics (Case Study: Gamasiab Watershed Basin). Iranian Journal of Watershed Management Science&Engineering, 8 (27):35-48. (in Persian)
- Cohen Liechti, T., Matos, J.P., Boillat J.L., & Schleiss, A.J., (2012), "Comparison and evaluation of satellite derived precipitation products for hydrological modeling of the Zambezi River Basin". Hydrol. Earth Syst. Sci. No. 16: 489–500.
- Farahmand, A., Aghakouchak, A., (2014). AGeneralized Framework for Deriving Nonparametric Standardized Drought Indicators, Advances in Water Resources, doi: 10.1016/j.advwatres.
- Farahmand, A., Aghakouchak, A., Teixeira, J., (2015). Avantage from space con detect earlier drought onset: An approach using relative humidity, Journal of Scientific Reports, 5, doi:10.1038/srep08553.
- Ghamhami, M., Bazrafshan, J., (2012). Prediction of meteorological drought conditions in Iran using the Markov chain model. Journal of Water and Soil Resources Conservation, 3(3); 1-12. (in Persian)
- Ghobaei Souq, M., Mosaedi, A., Zare Abianeh, H., (2016). The necessity of drought monitoring based on multivariable indicators. 6th Iranian National Water Resources Management Conference, The University of Kordestan. (in Persian)
- Golin, S., Mazdiyasni, O., Aghakouchak, A., (2014). Trends in meteorogical and agricultural drought in Iran. Theor App Climatol. DOI:10.1007/s00704-014-1139-6.
- Hao, Z., AghaKouchak, A., (2013), Multivariate Standardized Drought Index: A Parametric Multi-Index Model, Advances in Water Resources, 57, 12-18, doi: 10.1016/j.advwatres.2013.03.009.
- Hao, Z., AghaKouchak, A., (2014). A Nonparametric Multivariate Multi-Index Drought Monitoring Framework, Journal of Hydrometeorology, 15, 89-101, doi:10.1175/JHM-D-12-0160.1.

Nebraska, Final report submitted to the Natural Resources Commission, Lincoln.Nebraska. p578.

Networks, Perth, WA, Australia, 27 Nov.-1 Dec. 1995; IEEE, 1995; pp 1942–1948, ISBN 0-7803-2768-3.

Kogan, F.N., (1997). Global Drought Watch from Space. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Vol 78 NO 4: 621-636.

Loukas, A., Vasiliades, L., and Tzabiras, J (2007). “Evaluation of climate change on drought impulses in Thessaly, Greece.” *European Water*, 17/18, No. 17-28.

Mishra, A.K., Singh, V.P., (2010). A review of drought concepts, *Journal of Hydrology*, 391,202-216.

Mishra, A.K., Singh, V.P., (2011). Drought modeling-Areview, *Journal of Hydrology*, 403,157-175.

Moeeni, H., Bonakdari, H., Fatemi, S. E., & Zaji, A. H (2017). Assessment of stochastic models and a hybrid artificial neural network-genetic algorithm method in forecasting monthly reservoir inflow. *INAE Letters*, 2(1), 13-23.

Moriasi, DN., Arnold JG., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L., (2007), Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*. 50(3), 885-900.

Price, D., McKenney, D. W., Nalder, I. A., Hutchinson, M. F., Kesteven, J. L., (2000), A comparison of two statistical methods for spatial interpolation of Canadian monthly mean climate data, *Agricultural and Forest Meteorology* 101: 81–94.

Sadeghian, M., Karami, H., Mousavi, S.F., (2018). Selection of a Proper Model to Predict Monthly Drought in Semnan Using Weather Data and Linear and Nonlinear Models. *Journal of Water and Soil science*; 21(4): 57-70. (in Persian)

Sette, S.; Boullart, L., (2001) Genetic programming: principles and applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14, 727–736, doi:10.1016/S0952-1976(02)00013-1.

Wilhite, D.A., (1995). Developing a precipitation-based index to assess climatic condition across

